基于深度学习的超声图像分割研究综述（含乳腺超声）

# 引言

超声成像作为临床最常用的医学影像手段之一，依托其无辐射、实时性强、成本低以及床旁可达等优势，在肝胆胰脾、心血管、产科以及乳腺等多器官检查中发挥着不可替代的作用。图像分割作为影像分析链条中的基础环节，旨在将感兴趣结构从背景中准确分离，进而服务于测量、定量诊断、病灶评估与疗效随访等任务，是迈向计算机辅助诊断与智能超声的重要前提。

然而，相较于CT与MRI，超声图像存在独特的声学物理特性：散斑噪声普遍存在，组织界面呈现方向性与角度依赖，且受操作者经验与探头压力等因素影响明显。这些因素导致对同一器官或病灶的成像外观差异较大，使得分割任务在数据分布、边界表征和泛化能力方面面临更高挑战。

近年来，深度学习尤其是卷积神经网络与Transformer驱动的端到端方法，在语义理解与上下文建模能力上取得突破，逐步成为超声图像分割的主流方案。本文围绕超声图像分割的特点与挑战、传统方法回顾、深度学习技术谱系、乳腺超声分割进展与问题、以及未来发展趋势进行系统梳理，力求为后续研究与临床落地提供参考。

# 超声图像分割的特点与挑战

超声图像的可解释信息常常被散斑噪声、声影、增强与衰减等伪影所掩盖；目标边界受角度、位姿与组织各向异性影响而模糊；同时标注成本高、数据共享受限，导致样本规模与标注一致性难以保证。以下从噪声特性、边界模糊、数据稀缺与标签主观性四方面展开。

## 噪声特性

散斑噪声是相干成像的固有产物，呈乘性分布，既降低局部对比度，又破坏纹理的统计稳定性，削弱经典边缘检测与阈值策略的判别力。临床成像流程中的时间增益补偿、动态范围调节和后处理渲染进一步改变灰度分布，导致训练时的数据漂移与测试时的域偏移加剧。

此外，探头频率与组织深度耦合带来的分辨率退化，使得小目标与细长结构（如血管壁、乳腺导管）易被噪声淹没或断裂。如何在保持结构细节的同时抑制散斑与伪影，是网络设计与损失函数权衡的核心问题。

## 边界模糊

超声中软组织之间常缺乏高对比边缘，病灶外观受声束入射角与各向异性影响，呈现不完整、锯齿或低对比的边缘表现。传统基于梯度与能量泛函的方法容易在弱边界处泄漏或收缩过度，深度模型亦可能在高不确定区域产生过平滑的预测。

针对边界模糊，研究者引入边界感知分支、形状先验与细粒度特征融合，通过多尺度上下文与边界细化损失联合优化，以兼顾结构一致性与局部细节。

## 数据稀缺

超声标注高度依赖专业知识，且分割粒度细、边界不确定，标注成本昂贵。出于患者隐私与伦理限制，跨中心数据共享受限，公开数据规模往往不足以支撑大模型训练。不同厂家设备与成像协议导致的域差异，进一步削弱了模型的外部可泛化性。

为缓解数据稀缺，领域自适应、数据增广、合成数据与半/弱监督策略被广泛采用；同时，面向小样本的度量学习与参数高效微调，也为跨机构迁移提供了可行路径。

## 标签主观性

在边界模糊与影像歧义的背景下，不同标注者对病灶边界的划定易产生系统性偏差，进而放大监督信号中的噪声。单一“金标准”掩膜未必能准确反映群体不确定性，使得以像素级交并比为目标的优化容易过拟合于某一标注风格。

多标注建模与不确定性估计、软标签与一致性正则化、以及从点/框/涂鸦等弱标签学习，正在成为抑制标签噪声、提升鲁棒性的关键方向。

# 基于传统方法的超声图像分割简述

在深度学习兴起之前，超声分割主要依赖图像处理与变分方法，强调对灰度、纹理与边缘的显式建模。尽管在特定场景可取得稳定表现，但对噪声、弱边界与形状多样性往往敏感，泛化性受限。下面简述几类代表性方法。

## 阈值法

以全局或自适应阈值将前景与背景分离，优点是实现简单、速度快；但在散斑噪声与非均匀照明下，强度分布重叠显著，阈值选择极为不稳定，且无法表达复杂的形状与上下文关系。

## 区域生长

从种子点出发按相似性准则扩展区域，适合灰度相近、纹理稳定的目标。但对初始种子、增长准则与噪声敏感，易产生孔洞、泄漏或过分割，往往需要后续形态学处理修补。

## 主动轮廓模型

通过最小化能量泛函使曲线贴合目标边界，能够显式融入平滑与形状约束，对光滑边界有效。但在超声弱边缘与强噪声条件下，能量景观存在大量局部极小，模型易陷入不良解，且对初始轮廓依赖明显。

## 图割方法

将分割转化为图上的最小割问题，兼顾数据项与平滑项优化，具备全局最优性保证。然而参数选择与数据项设计高度依赖场景先验，面对强噪声与低对比边界时，仍可能出现过度平滑或细节丢失。

# 深度学习在超声图像分割中的应用

## 4.1 卷积神经网络（CNN）方法

卷积神经网络以局部感受野与权值共享为核心，能够在层级特征中逐步聚合纹理、形状与语义信息，较好地适应超声图像的噪声与外观变化。在分割任务中，浅层特征保留细节，深层特征表达语义，全局与局部信息的协调成为结构设计重点。

针对散斑与弱边界，研究者常引入多尺度金字塔、空洞卷积与特征金字塔网络，以扩大有效感受野并保留分辨率；同时通过边界辅助分支、深监督与结构化损失，增强对细小结构与不确定区域的敏感性。

## 4.2 编码器-解码器结构（U-Net及其变体）

U-Net 以编码器-解码器对称结构与跨层跳接为标志，通过高分辨率浅层特征与低分辨率深层语义的融合，实现精细定位与上下文理解的统一。其结构简单、参数效率高、训练稳定，已成为医学分割的事实标准。

在超声分割中，众多变体围绕多尺度融合、深层监督、残差与密集连接、可变形卷积、以及注意力引导跳接展开，以缓解伪影干扰与边界模糊；轻量化的 Mobile/Shuffle 结构与深度可分离卷积则面向实时与床旁应用，兼顾速度与精度。

## 4.3 注意力机制（SE、CBAM、CA、SimAM等）

注意力机制通过显式建模通道与空间的重要性分布，抑制噪声特征、聚焦于结构性线索。SE 强调通道重标定，CBAM 同时考虑空间加权，Coordinate/Context Attention 则在长程依赖与位置信息间取得平衡，SimAM 以无参显式能量建模降低引入参数与计算的成本。

在超声场景中，注意力常与U-Net跳接、解码器融合或边界分支耦合，形成自上而下的语义引导与自下而上的细节回填，提高对弱对比边界与小目标的响应，并在跨设备与跨中心迁移时提供一定的鲁棒性。

## 4.4 Transformer与混合架构（TransUNet、Swin-UNet等）

Transformer 通过自注意力在全局范围内捕获长程依赖，缓解卷积在建模远距离关系方面的局限。TransUNet、Swin-UNet 等混合架构将局部卷积与全局注意力结合，既保留细节，又引入强上下文以稳定边界。窗口化自注意与分层结构有效控制计算复杂度，使其在中等分辨率的超声图像上可行。

在多器官与多中心数据上，Transformer 的全局建模有助于学习形状先验与域不变表征；结合密集跳接、级联解码与深监督，可进一步提升困难样本的鲁棒性。与此同时，位置编码、尺度不变性以及对小目标的敏感性仍需针对超声特点定制化优化。

## 4.5 半监督与弱监督方法

在标注稀缺与主观性强的现实条件下，半监督方法通过一致性正则、伪标签与双教师-学生框架利用未标注数据，弱监督则尝试从点、框、轮廓或分类标签中提取可训练监督信号。超声场景的核心在于设计与不确定性相容的目标与滤噪策略，避免将伪影与错误标签放大。

近期工作强调多视角扰动与形状约束的一致性、基于不确定性的样本选择、以及跨设备域自适应的联合训练；同时，生成式模型与合成数据的引入在一定程度上缓解了长尾分布与小样本问题。

# 乳腺超声图像分割研究进展

## 5.1 乳腺超声的临床意义

乳腺超声在乳腺疾病筛查、病灶定位与术前评估中具有重要地位，尤其对致密乳腺人群具有更高的敏感性。自动分割可支持病灶大小与形态参数的统一量化，辅助良恶性风险评估，减少操作员间差异，并为后续的弹性成像、对比增强与三维重建提供可靠的结构先验。

## 5.2 深度学习方法在乳腺超声分割中的应用

在乳腺超声分割任务中，深度学习方法多以 U-Net 及其变体为基线，结合注意力、残差连接与多尺度解码以提升对边界不清与低对比病灶的识别。针对声影与后方增强等典型伪影，模型常引入特征去噪与不确定性估计，避免将伪影误分为肿块区域。

针对多设备、多操作员导致的域差异，研究者采用域对抗训练、风格迁移与颜色/纹理层面的强数据增广增强泛化；同时通过带形状先验的损失（如边界损失、曲率正则）提升椭圆形、分叶或分散型病灶的连贯性与几何合理性。

## 5.3 各类网络对比与改进趋势

对比不同网络可以观察到：引入注意力与多尺度融合通常能显著提升小病灶与弱边界的召回，Transformer-混合架构在复杂背景下更稳健；而轻量化模型在移动与床旁环境中更具实用价值。整体趋势是在保持推理速度的前提下，通过结构先验与不确定性建模提升可靠性。

## 5.4 当前存在的问题与研究方向

当前乳腺超声分割仍面临数据标注标准不一致、病灶外观多样且随探头姿态变化显著、以及跨中心泛化不足等问题。未来有必要构建更大规模、带多专家标注与随访结局的开放数据集，以支持不确定性建模与因果评估；同时推动与分级、检测、定位、配准的联合学习，构建端到端的临床流程。

# 未来发展趋势

面向真实世界应用，未来的研究将围绕跨模态协同、轻量化与高效化、可解释性与不确定性、以及工程化与临床落地四个方面持续推进。

## 跨模态学习

跨模态学习通过融合超声与病理、MRI/CT、弹性成像或多普勒等互补信息，提升目标表征的完整性与稳健性。多模态对齐与互信息约束可缓解单模态歧义；而教师-学生蒸馏与联合对比学习，有望在单模态部署时保留跨模态获益。

## 轻量化网络

为了满足实时与移动端需求，需要在保持精度的同时显著降低参数量与计算量。基于深度可分离卷积、动态卷积、稀疏注意力与神经架构搜索的轻量化方案，结合量化、剪枝与蒸馏，可在多设备条件下实现稳定部署。

## 可解释性

可解释性不仅包括对模型关注区域与判别线索的可视化，还涉及到不确定性分解、错误类型分析与对形状约束的显式表达。将因果推断理念引入特征选择与数据增广，有助于提升对域转移与伪影的鲁棒性，并增强临床信任。

## 临床落地

工程化落地需要从数据治理、安全与隐私合规、推理稳定性、以及人机协同等维度系统设计。与临床工作流深度耦合、提供可追溯的版本与质量控制、并在多中心前瞻性研究中评估实际收益，是走向规模化应用的关键。

# 结论

综上，基于深度学习的超声图像分割在算法设计、鲁棒性与效率方面持续演进，已在多器官尤其是乳腺场景展现出良好潜力。面向临床实践，如何在有限标注与强不确定性条件下构建可信、可泛化、可解释且可部署的系统，仍是未来一段时期的核心议题。通过跨模态协同、轻量化工程与规范化评估的协同推进，超声智能分割有望从实验室走向广泛临床应用。

# 附录：扩展讨论与技术细节

在散斑抑制方面，经典方法包括各向异性扩散、SRAD、非局部均值与小波/Curvelet系数收缩等，其核心在于在结构边缘处自适应地降低平滑强度，以尽可能保留解剖边界。深度学习时代，这些先验常以可学习滤波或损失惩罚的方式被隐式吸收，例如在网络早期层引入可变形卷积与引导滤波残差块，从而兼顾纹理细节与噪声鲁棒性。

损失函数的选择深刻影响分割边界与小目标的表现。Dice 与 Jaccard（IoU）族度量能缓解前景稀疏导致的类别不平衡，但对边界误差相对迟钝；Tversky 与 Focal Tversky 通过调整假阳性/假阴性代价，更适合乳腺小病灶召回；边界损失、Hausdorff 距离与表面损失则直接约束轮廓几何，使得在弱对比处仍能获得稳定的边界定位。

评价指标除 DSC/IoU 外，平均表面距离（ASD）、95% Hausdorff 距离（HD95）与敏感性/特异性有助于从形状与临床安全边界角度评估性能。对乳腺病灶而言，偏向漏检的模型可能带来临床风险，因此在研究报告中应同时呈现召回率、ROC/PR 曲线以及不确定性定量，以便决策者进行风险权衡。

后处理常用于提升拓扑一致性与抑制伪影：包括小连通域去除、孔洞填充、形态学开闭运算、以及基于图条件随机场（CRF）的概率细化。在超声分割中，结合边界概率图的 CRF 能矫正解码器在弱边界处的过平滑问题，同时保持内部区域的连贯性。

训练策略层面，多尺度裁剪与金字塔输入能够缓解尺度变化；深监督通过在多级特征图上引入辅助损失促进梯度传播；学习率预热与余弦退火、混合精度训练与梯度累计可在有限显存下稳定收敛；Test-Time Augmentation（TTA）与模型集成在外部验证上常带来稳定提升。

域泛化与域自适应是超声落地的关键。风格迁移（如基于CycleGAN的伪造多设备风格）、对抗特征对齐、MMD/CORAL 分布约束与批归一化统计重校准，能够减轻设备与操作者差异带来的性能退化。测试时自适应（TTAda）与特征标准化的自校正，对无需访问源数据的场景尤为实用。

弱监督学习通过点、框、涂鸦或图像级标签训练分割器，降低标注成本。常见做法是先由分类或定位网络产生类激活图（CAM），再配合区域生长与图割生成伪标签，随后用一致性正则在未标注数据上蒸馏改进。针对乳腺，需特别处理声影与增强带来的过度扩张风险，可在生成阶段加入形状先验与边界抑制。

半监督学习强调由教师-学生结构保持在数据扰动下预测一致，典型如Mean Teacher、FixMatch/DivideMix、Cross Pseudo Supervision 等。超声场景可引入形状一致性（例如距离变换或签名边界图的一致性）与不确定性加权，避免高噪声伪标签主导训练。

注意力机制的设计应兼顾参数效率与可解释性。SE 与 ECA 通过通道维重标定抑制噪声特征；CBAM 同时在空间维度建模显著性，适合处理背景复杂的腹部或乳腺图像；坐标注意力在长程依赖与位置编码之间取得折中，提升对细长管状结构的定位；SimAM 不引入额外参数即可近似显式能量，适合轻量化模型。

Transformer 在超声中的一个挑战是小目标与局部纹理的保持。混合架构通常以前端卷积提取局部边缘与纹理，再用窗口化自注意力（如Swin Transformer）在中高层聚合全局依赖，解码阶段借助跳接引入高分辨率细节。位置编码可采用相对或无参数的坐标偏置，从而提升尺度泛化。

针对乳腺病灶的不确定边界，可引入多专家标注建模，将掩膜视为分布而非确定集合。软标签与基于温度的校准能够在训练时显式表达不确定区域，模型输出的不确定性可用于人机协同：在高不确定性样本上提示人工复核，保证临床安全性。

开放数据集与基准至关重要。乳腺方向常用的 BUSI、UDDAT/UDIAT 以及部分机构发布的内部数据在采集协议、探头频率与分辨率上差异显著，研究报告应注明数据来源、划分策略与外部验证中心。若条件允许，应提供跨中心测试以反映真实世界性能。

工程化方面，轻量化网络（MobileNetV3/ShuffleNetV2/RepVGG 等）与深度可分离卷积能在保证基本精度的同时显著降低延迟；结构重参数化在训练-推理两态切换时压缩推理图；结合 INT8 量化与TensorRT加速，可在便携超声设备上实现实时分割。

可解释性可借助 Grad-CAM、注意力热图与特征显著性分析展示模型关注区域；从形状先验角度，基于主动轮廓的能量项或基于有向距离场（SDF）的约束，能使可解释性与性能兼顾。对临床而言，解释需要与测量与报告模板关联，如自动生成最大径线与面积等指标。

在多任务学习设置中，分割可与分类（良恶性）、检测（病灶框）、配准（序列帧对齐）联合优化，共享的编码器提取的表征更具判别性。多任务损失的权重可采用不确定性自适应加权或动态重加权，避免某单一任务主导训练。

边界敏感解码器通过引入显式的边界分支、差分算子（Sobel/LoG）与多层特征融合，提升对弱对比边缘的响应。联合训练时可采用边界Dice或对称表面距离作为辅助目标，使模型在不牺牲内部一致性的前提下，获得更锐利的轮廓。

对于含强后方声影的病灶，建议将物理先验引入特征学习：例如在解码端加入“影带抑制模块”，对强梯度且方向一致的后方区域降权；或者引入物理一致性增广（模拟不同入射角与压迫），提高对成像条件变化的鲁棒性。

数据增广除常规的翻转、旋转、缩放、颜色抖动外，针对超声可使用基于Rayleigh/Rician分布的噪声注入、仿真散斑卷积核、局部对比度扰动与时间增益补偿曲线变换；几何层面可采用 elastic deformation 与随机仿射以覆盖操作者带来的形变。

联邦学习能够在不汇聚原始数据的前提下联合多中心训练，既满足隐私合规，也缓解域偏移。结合同态加密与差分隐私技术可进一步保护梯度信息；而针对非独立同分布（Non-IID）数据的个性化联邦学习，有助于在保持中心特异性的同时实现共享收益。

三维与序列超声带来更丰富的时空线索。时序一致性损失与ConvLSTM/Transformer时序建模可以利用帧间信息修正单帧误差；对体数据则可采用2.5D切片堆叠或轻量级3D卷积，平衡精度与计算成本。

（本文档由脚本自动生成，导出时间：2025-10-09 04:24:41）